

УДК 621.114.32

<sup>1</sup>В.С. Єременко, к.т.н., проф.<sup>2</sup>А.В. Переїденко, студ.<sup>3</sup>В.О. Роганьков, студ.

## НЕЙРОМЕРЕЖНА СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ВИРОБІВ АВІАЦІЙНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

Національний авіаційний університет

<sup>1</sup>E-mail: nau\_307@ukr.net<sup>2</sup>E-mail: zoolkis@meta.ua<sup>3</sup>E-mail: rogankov@meta.ua

*Досліджено використання штучних нейронних мереж для класифікації дефектів стільникових панелей. Описано алгоритм побудови та принцип дії системи класифікації дефектів на основі гібридної нейронної мережі. Наведено результати використання розробленої системи для діагностики технічного стану стільникових панелей.*

*Use of artificial neural networks for classification of defects in cellular panels was introduced and investigated. Algorithm of construction and principles of operation demerit rating system which based on hybrid neural network is described. Results of practical use developed system for diagnostics of a cellular panels' technical condition was represented.*

*Исследовано использование искусственных нейронных сетей для классификации дефектов сотовых панелей. Описаны алгоритм построения и принцип действия системы классификации дефектов на основе гибридной нейронной сети. Приведены результаты использования разработанной системы для диагностики технического состояния сотовых панелей.*

### Постановка проблеми

У промисловості дуже часто доводиться оцінювати технічний стан технологічного об'єкта. Аналіз інформації про технічний стан об'єкта контролю (ОК) дозволяє слідкувати за необхідним запасом стійкості всієї технологічної системи, якості її функціонування та своєчасного ремонту ОК. Підвищення ефективності ремонту досягається за наявності достовірної і оперативної інформації про стан технологічного об'єкта.

Реєстрація та подання такої інформації інформаційно-діагностичною системою (ІДС) забезпечують високу ефективність контролю і мінімальні апаратні та матеріальні витрати на її розроблення і експлуатацію.

**Мета роботи** – отримання інформації про ОК в необхідній кількості і якості для забезпечення високої достовірності його діагностики.

Нинішній рівень розвитку засобів вимірювання дозволяє проводити вимірювання і контроль великої кількості інформаційних параметрів ОК в процесі його експлуатації.

Проте, зважаючи на значну складність встановлення причинно-наслідкового зв'язку між співвідношенням інформаційних параметрів ОК і його технічним станом, існуючі методики ідентифікації технічного стану базуються на спеціалізованих математичних моделях, що використовуються для вирішення вузькоспеціалізованих задач і контролю певного типу технологічного об'єкта. Застосовувати такі моделі для діагностики інших типів об'єктів неможливо.

Розробка спеціальної ІДС, ядром якої є програмний комплекс, дозволить змінювати структуру бази знань, доповнювати її новими знаннями для діагностики технічного стану за мінімальної зовнішньої участі людини.

Використання сучасних засобів і методів оброблення експериментальних даних для отримання більшої кількості інформативних параметрів, виконання діагностики ОК за умови обмеженої кількості інформації, використання механізму, який дав змогу забезпечити високу завадостійкість, неодмінно призводить до застосування вхідних даних як апарату оброблення, отриманих у результаті проведення експерименту, штучних нейронних мереж (НМ).

У системах неруйнівного контролю застосування НМ – проведення кластерного аналізу отриманих експериментальних даних, розпізнавання дефектів за сигналами дефектоскопа, прогнозування розвитку дефекту в часі, а також розширення власної бази знань про номенклатуру можливих дефектів у процесі роботи.

Цей підхід дозволяє перейти до безеталонних методик контролю, а у випадку відомої статистичної вибірки, що містить дані про значення інформаційних параметрів і відповідних їм технічних станів технологічного об'єкта, виявляти і поширювати на нові виміряні параметри контрольованого об'єкта причинно-наслідкові зв'язки між співвідношенням значень інформаційних параметрів ОК і його технічним станом.

За відсутності початкової інформації про класи можливих дефектів ОК необхідно застосовувати НМ, що самоорганізуються [1]. Така мережа може використовуватися для створення вибірки даних для навчання мереж прямого розповсюдження [1], наприклад, багат шарового персептрона (БШП), що в результаті дозволяє вирішити задачу безеталонної дефектоскопії з високою достовірністю.

Для організації описаної ІДС класифікації технічного стану технологічного об'єкта пропонується використовувати разом із математичними методами класифікації (баєсіві методи, метод дискримінантних функцій, мінімуму відстані тощо) нейромережний класифікатор на основі гібридної НМ, що складається з шару Кохонена та БШП.

Така організація роботи системи надає їй універсальний характер і дозволяє використовувати для вирішення багатьох задач.

### Вирішення задач

Для формування бази класів можливих дефектів необхідно виконати кластерний аналіз, що розбиває множину ОК на класи.

Кластерний аналіз, на відміну від задач класифікації, не потребує апріорних припущень про набір даних, не накладає обмеження на подання досліджуваних об'єктів, дозволяє аналізувати показники різних типів даних (інтервальні дані, частоти, бінарні дані).

Результатом кластерного аналізу є розбиття об'єктів на групи, що задовольняють деякий критерій оптимальності.

Як правила побудови кластерів виступають критерії, що використовуються у процесі вирішення питання про схожість об'єктів.

Одним із критеріїв визначення схожості та відмінності кластерів є відстань між векторами на діаграмі розсіювання [2].

Для проведення кластерного аналізу використали шар Кохонена [3; 4], що складається з деякої кількості  $n$  адаптивних лінійних суматорів, які діють паралельно (лінійних формальних нейронів). Всі вони мають однакову кількість входів  $m$  і отримують на свої входи один і той же вектор вхідних сигналів  $x = (x_1 \dots x_m)$ . На виході  $j$ -го лінійного елементу формується сигнал:

$$y_j = w_{j0} + \sum_{i=1}^m w_{ji} x_i,$$

де  $w_{j0}$  – пороговий коефіцієнт;

$w_{ji}$  – ваговий коефіцієнт  $i$ -го входу  $j$ -го нейрона.

Після проходження шару лінійних елементів сигнали посиляються на оброблення за правилом WTA [5]. Серед вихідних сигналів  $y_j$  шукається максимальний, його номер

$$j_{\max} = \arg \max_j \{y_j\}.$$

На виході сигнал із номером  $j_{\max}$  дорівнює одиниці, інші – нулю. Якщо максимум одночасно досягається для декількох  $j_{\max}$ , то приймають всі відповідні сигнали рівними одиниці або тільки перший у списку.

Вектори вхідних сигналів  $x$  обробляються поступово. Для кожного з них знаходиться найближчий вектор  $W_{j(x)}$ . Після цього всі вектори  $W_l$ , для яких  $\eta_{j(x)l} \neq 0$ , перераховуються за формулою:

$$W_l^{new} = W_l^{old} (1 - \eta_{j(x)l}) + \eta_{j(x)l} \rho(X^p, W_l^{old}),$$

де  $W_l^{old}$ ,  $W_l^{new}$  – відповідно вагові коефіцієнти нейрона-переможця до і після модифікації;

$\eta \in (0,1)$  – показник швидкості навчання НМ, що визначає, за скільки ітерацій алгоритму навчання, параметри вагових коефіцієнтів мережі приймуть стійкі значення;

$\rho(X^p, W_l^{old})$  – функція відстані між вхідним вектором та ядром кластеру.

Виходячи з дослідження різних функцій відстані [2], у побудованій мережі використовуються функції відстані Чебишева, Махаланобіса та Евкліда.

Дані, що подаються на входи шару Кохонена, мають бути у вигляді вектора діагностичних ознак у  $N$ -вимірному евклідовому просторі, а також правильно промасштабовані для подальшого їх оброблення.

Вихідним результатом роботи шару Кохонена є множина класів можливих дефектів ОК. Визначені класи та їх центри можуть використовуватись як навчальні вибірки для настроювання інших НМ, наприклад БШП, що застосовуються для класифікації та розпізнавання дефектів ОК.

Розподіл класів дефектів в інформативному просторі показано на рис. 1, де зображення сформованих класів у  $N$ -вимірному просторі діагностичних ознак показано умовно, оскільки об'єкти в багатовимірному просторі неможливо правильно відобразити на площині.

На відміну від класичної реалізації мережі Кохонена або карт Кохонена, де у зв'язку з різними розмірами класів кожен клас описують декілька нейронів мережі, в розробленій системі використовується інший підхід.

Кожен клас характеризується власним центром та орбітою, що визначає дисперсію об'єктів у середині класу та характеризує його розмір.

Таким чином, інформація про клас (центр класу та його розмір) міститься в одному нейроні шару Кохонена, де розмір класу – це додатковий параметр нейрона.

Під час роботи шару Кохонена визначає відстань від об'єкта до центра класу, до орбіти класу і відношення цих двох величин.

Такий алгоритм роботи дозволяє однозначно класифікувати тип дефекту та віднести його до відповідного класу.

Запропонований підхід для характеристики розміру кожного класу значно спрощує архітектуру НМ, підвищує швидкодію роботи всієї системи, а також зменшує апаратні витрати на її реалізацію. Це дозволяє збільшувати кількість діагностичних ознак, що характеризують клас, до якого відноситься ОК, а отже і розмірність вхідного вектору даних, без збільшення кількості нейронів мережі, тобто без її ускладнення.

Недоліком такої моделі є зосереджена пам'ять НМ. Інформація про клас зберігається в одному нейроні, і його пошкодження веде до втрати інформації про весь клас.

Подібний недолік можна виправити шляхом резервного запису поточних параметрів мережі. Такий підхід потребує набагато менших витрат фізичної пам'яті, ніж використання додаткових нейронів і в разі пошкодження мережі дозволяє повністю відновити її працездатність.

Застосування шару Кохонена зумовлено можливістю у процесі внесення відповідної модифікації в архітектуру та алгоритм

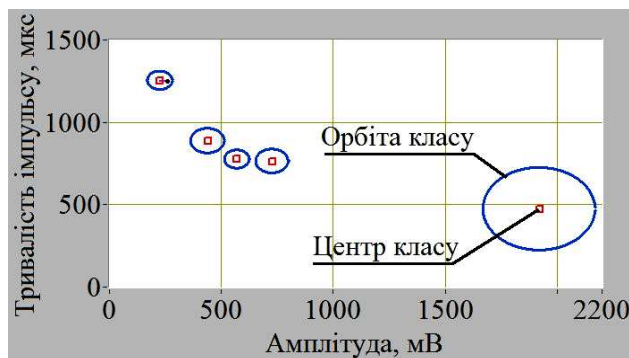


Рис. 1. Сформовані НМ класи дефектів об'єкта контролю

роботи виявляти нові дефекти, які раніше не були відомі ІДС і не зустрічались у процесі роботи. Система зможе розширювати власну базу знань про можливу номенклатуру дефектів у процесі функціонування. Однак на виконання процесу перенавчання НМ і системи в цілому необхідні додаткові витрати часу та зупинка процесу діагностики на час навчання.

На практиці технічний стан ОК характеризується складними причинно-наслідковими зв'язками між великою кількістю інформативних параметрів і його технічним станом.

Межа розділу в цьому випадку описується складною кривою або сукупністю кривих (площиною), що не дозволяє використовувати формальний нейрон як нейромережну модель класифікації технічного стану ОК.

Вирішення задачі в такому випадку припускає застосування НМ, що організована за типом БШП.

Особливістю БШП є наявність більш ніж одного шару, що навчається. Як правило, два або три, застосування більшої кількості призводить до втрати швидкості.

Приховані шари забезпечують проміжне оброблення вхідного сигналу.

Кожен формальний нейрон, що входить у ці групи, реалізує одну класифікуючу пряму або площину, внаслідок чого в сукупності виходить досить складна крива або поверхня (поверхні) розділення технічних станів.

Реалізована гібридна НМ містить у своєму складі тришаровий персептрон (рис. 2) із  $n$  та  $m$  нейронами в двох прихованих шарах і  $k$  нейронами у вихідному шарі.

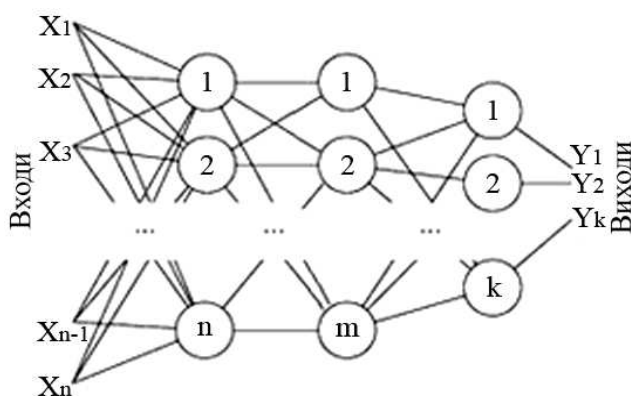


Рис. 2. Тришаровий персептрон

За рахунок почергового розрахунку лінійних комбінацій і нелінійних перетворень досягається апроксимація довільної багатовимірної функції при відповідному виборі параметрів мережі.

Кожен шар розраховує нелінійне перетворення від лінійної комбінації вихідних сигналів попереднього шару. Вихідні сигнали першого шару нейронів обмежують у попередньому наближенні ділянку розпізнавальних сигналів і потрапляють на другий шар мережі. Нейрони другого шару додають ще одну площину, що розділяє інформаційний простір. Нормаль площини є лінійною комбінацією нормалей першого шару нейронів.

Кожен нейрон другого шару виділяє фрагмент інформаційного простору. Далі сигнали потрапляють на третій шар, де виконується ще більш детальне розділення простору діагностичних ознак. За такою схемою послідовно виконується фрагментація інформаційного простору.

Вихідний нейрон об'єднує виділені на попередніх етапах фрагменти простору. Нейронна мережа в результаті утворює множину площин, що розділяє інформаційний простір, і виокремлює ділянку простору зі складною конфігурацією, що залежить від взаємного розташування розділяючих площин та від послідовності накладення обмежень.

Подана мережа виконує нелінійне розділення та класифікацію об'єктів за набором діагностичних ознак, що дуже часто мають великі розмірності.

Класифікатор на основі БШП є універсальним засобом апроксимації функцій, що дозволяє використовувати її для вирішення задач класифікації різного ступеня складності.

Настройка вагових коефіцієнтів БШП проводиться зі застосуванням методу зворотного розповсюдження помилки [1]. Необхідною умовою використання цього методу є неперервність похідної функції активації Н. Швидкий розрахунок похідної прискорює процес навчання. Саме тому в розроблений НМ як функцію активації використовують сигмоїдальну функцію та гіперболічний тангенс. Похідні зазначених функцій є неперервними та виражаються через самі функції.

Для навчання БШП необхідні зразкові вхідні та вихідні вектори даних. Це означає, що має бути задана навчальна множина пар векторів:

$$\{x^s, d^s\}, s = 1 \dots S,$$

де  $\{x^s\} = \{x^1 \dots x^S\}$  – формалізована умова задачі;

$\{d^s\} = \{d^1 \dots d^S\}$  – відоме рішення для цієї умови.

Кількість елементів у навчальній множині  $S$  має бути достатнім для навчання, тобто сформувати набір параметрів мережі, який дає потрібне відображення  $X \rightarrow Y$ .

Як навчальну використовують вибірку, що створена шаром Кохонена.

Розроблення програмного забезпечення ІДС із використанням гібридної НМ відбувалося в середовищі програмування NI LabVIEW 2010. Вибір цього програмного пакету зумовлено тим, що існуючі програмні засоби моделювання НМ, такі, як NeuroSolution, NeuroPro або пакет STATISTICA, реалізують лише базові архітектури мереж та алгоритми їх навчання.

Для розроблення власних архітектур або створення гібридних НМ, що складаються з базових моделей, розроблення та модернізації алгоритмів навчання ці програмні засоби не можуть бути використані.

Середовище LabVIEW не накладає обмежень на використання архітектур мережі та алгоритми навчання. Існує можливість розроблення власних алгоритмів навчання і функціонування НМ, створення нових архітектур і поєднання різних типів мереж в єдину багатофункціональну систему.

Основний програмний код системи виконано за модульною структурою, що дає змогу:

- підключати та інтегрувати в основний код програми раніше створених підпрограм та додаткових модулів на мовах високого рівня;

- працювати з динамічними бібліотеками DLL;

- розширювати систему додатковими програмними модулями та функціями без внесення значних змін в основну структуру програмного забезпечення тощо.

Структурну схему розробленої системи показано на рис. 3.

Основний код програми поділено на чотири блоки.

Блок керування НМ здійснює зчитування вхідних даних, перевірку необхідності навчання та у випадку необхідності виконує генерацію та ініціалізацію нової НМ.

Блок роботи з шаром Кохонена відповідає за формування навчальної вибірки для БШП та бази класів.

На блок роботи з БШП покладено функції класифікації технічного стану ОК та побудови рішення діагностики.

Блок спостереження відслідковує появу нових об'єктів та аномалій, що не відносяться до жодного з існуючих класів. У випадку появи такого об'єкта цей блок формує сигнал зупинки роботи класифікатора та здійснює корекцію параметрів НМ.

Інтерфейс ІДС, де розміщено основні елементи керування, які використовуються для відображення результатів та керування процесом класифікації технічного стану ОК, показано на рис. 4. Існує можливість формування бази класів та зберігання її на носії даних.

За допомогою елементів керування виконується:

- вибір та тип методу класифікації (математичні методи або НМ);

- вибір типу відповіді класифікатора, чутливість класифікатора;

- вибір джерела даних (файл на носії або буфер приладу збирання даних);

- зчитування або збереження бази класів,

- зчитування або збереження інформативного сигналу;

- вибір файлу для збереження/зчитування інформативного сигналу;

- вибір файлу для збереження/зчитування бази класів;

- зупинка роботи класифікатора.

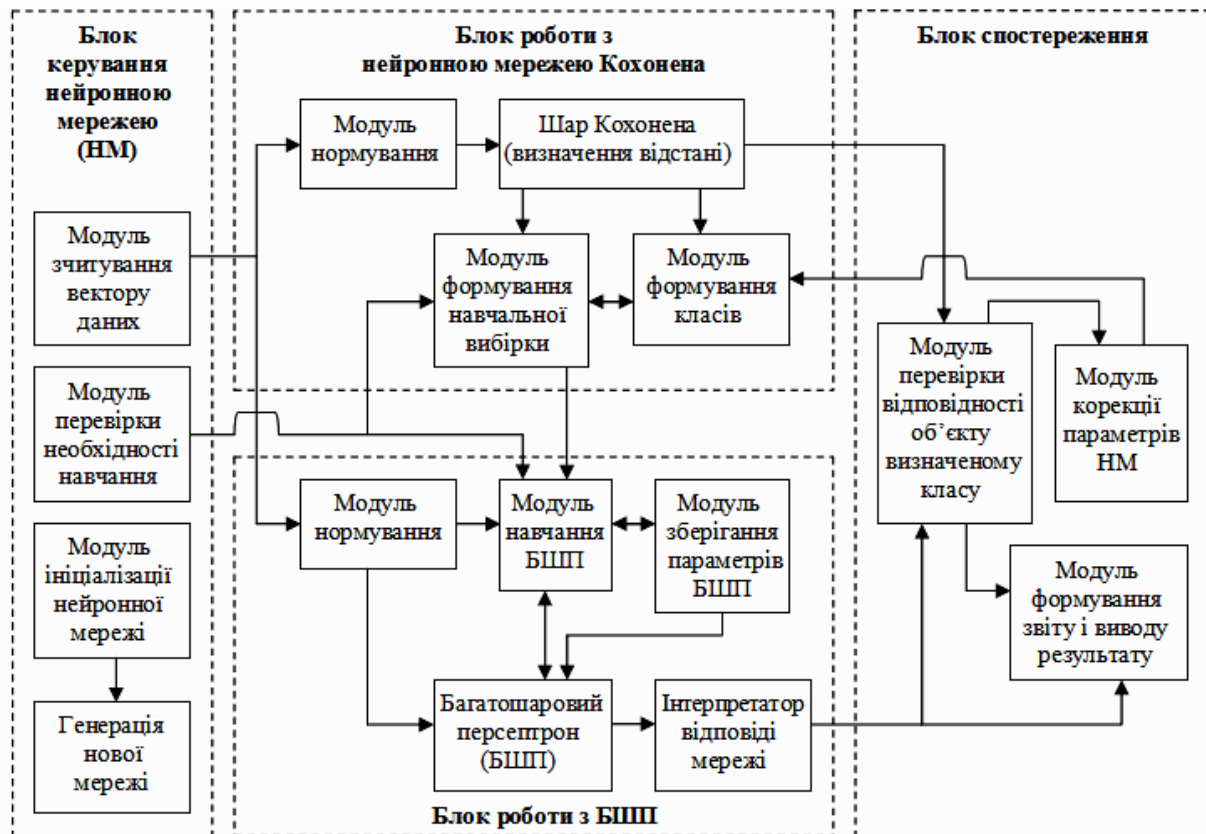


Рис. 3. Структурна схема програмних засобів системи на основі гібридної НМ

У процесі роботи ІДС візуалізуються:

- прийнятий інформативний сигнал;
- еталонний сигнал, що характерний для відповідного класу;
- масив сформованих класів (база класів);
- координати положення на графіку курсорів;
- відповідь про наявність або відсутність дефекту;
- тип дефекту;
- відповідь про приналежність об'єкта до класу.

Як експериментальні дані для дослідження використовувалися дані, отримані під час проведення контролю зразків стільникових панелей методом низькошвидкісного удару [6].

Досліджуваний зразок мав п'ять характерних зон – бездефектну і чотири зони з різним ступенем пошкодженості. Результати роботи системи показано на рис. 5.

Розроблена система дозволяє провести діагностику технічного стану стільникових панелей та отримати високу вірогідність контролю (96%).

У проведених експериментах достовірність розбиття множини вхідних векторів даних шаром Кохонена становила від 88 до 93%, тобто створена таким чином навчальна вибірка містить певну кількість невірних пар вхідних та вихідних значень.

Подальше навчання на сформованій вибірці БШП та його застосування для класифікації ОК призводило до підвищення достовірності контролю до 96–99%.

Таким чином, помилка розбиття простору діагностичних ознак на класи шаром Кохонена була виправлена завдяки властивостям БШП до узагальнення вхідних даних.

Отже, застосування описаної гібридної НМ дозволяє виконувати безеталонну діагностику виробів з композиційних матеріалів, а також забезпечує можливість до розширення бази знань ІДС під час контролю об'єктів.



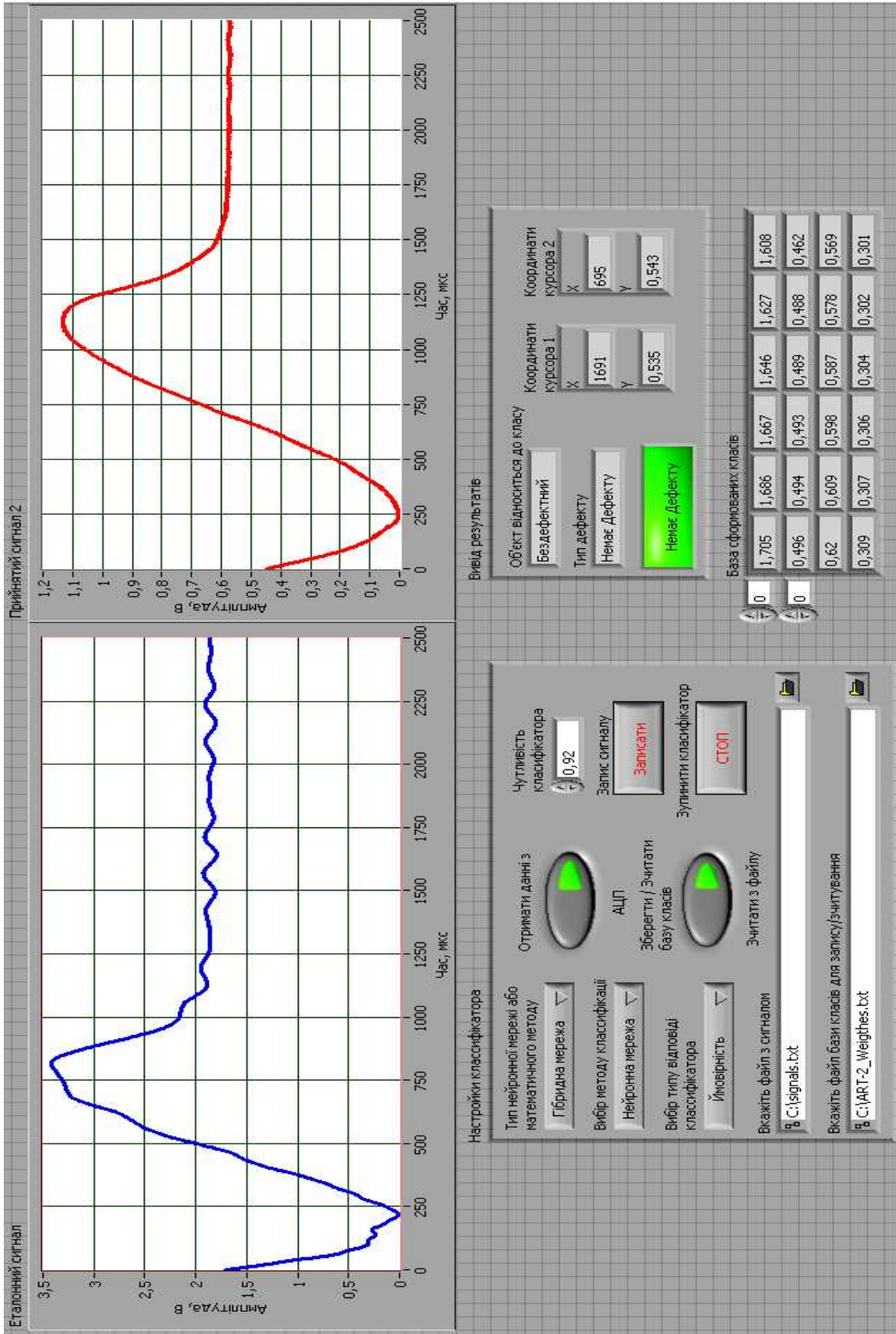


Рис.4. Інтерфейс розробленої ІДС

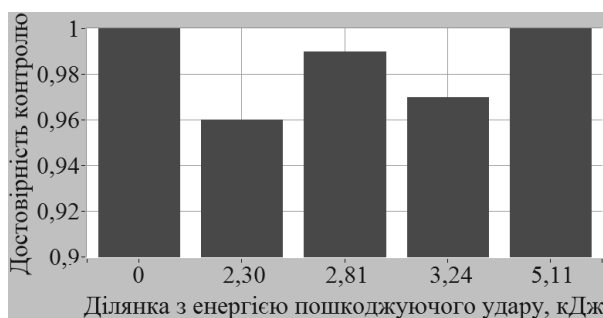


Рис. 5. Достовірність класифікації дефектів стільникових панелей

### Висновки

Розроблено ІДС класифікації технічного стану виробів з композиційних матеріалів, яка дозволяє отримати більше інформації про технічний стан ОК, спрощує процес визначення появи аномалій і підвищує достовірність контролю.

Застосування штучних НМ як ядра ІДС, дозволяє значно підвищити метрологічні характеристики системи, забезпечити її структурну гнучкість із мінімальними вимогами до апаратних витрат на реалізацію всієї системи.

Подана система дозволяє за результатами низькошвидкісного удару визначити технічний стан ОК та тип дефекту. Система знаходиться в тестовій експлуатації.

Перевагою розробленої системи є гнучкість її архітектури, висока швидкодія, достовірність оброблення інформації, а також широкі можливості її подання та реєстрації.

### Література

1. Хайкин. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд. / Хайкин, Саймон / пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Єременко В.С. Дослідження алгоритмів проведення кластерного аналізу для вирішення задач неруйнівного контролю / В.С. Єременко, А.В. Переїденко // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – Х., 2010. – №1. – С. 40–43.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1992.
4. Kohonen T. SelfOrganization and Associative Memory. – Third Edition / T. Kohonen. – Springer-Verlag, New York, 1989.
5. Короткий С. Нейронные сети: обучение без учителя / С. Короткий. – Режим доступа: <http://lii.newmail.ru>
6. Єременко В.С. Обнаружение ударных повреждений сотовых панелей методом низкоскоростного удара / В.С. Єременко, В.М. Мокийчук, А.М. Овсянкин // Техническая диагностика и неразрушающий контроль. – К., 2007. – №1. – С. 24–27.

Стаття надійшла до редакції 18.01.2011.